# ディープニューラルネットワーク実装編

B3 勉強会

2017.11.15

#### ニューラルネットワークの 実装方法

- ニューラルネットワークを実装するためには 様々な要素技術を実装しなければならない
  - ・例.ネットワーク構造(層間の接続や損失関数)、 関数微分(バックプロゲーション)、最適化手法 (最急降下法など),学習データ構造
- これら実装を簡単に構築するためのライブラリ が数多く出ている
- 殆どのライブラリは各層のテンプレートや自動 微分機能、最適化機能等を備え、ネットワーク 構造とデータを与えるだけで自動的に最適化してくれる

## 代表的なニューラルネットワーク関係のライブラリ

- Chainer (PFN)
- Tensorflow (Google)
- Keras (Google)
- CNTK (Microsoft)
- (py)Torch (Facebook)
- Theano(モントリオール大学)
  - 注)ほとんどのライブラリはpythonのインタフェースを持っている
- 今回は chainer を用いて手書き文字の認識を行ってみます

#### Github のインストール

GitHub(ギットハブ)はソフトウェア開発プロジェクトのための 共有ウェブサービスであり、Gitバージョン管理システムを使用する。 ウィキペディア

- B3ゼミではサンプルプログラムや課題の配布に 利用する
- インストール方法は下記等参照 http://www.atmarkit.co.jp/ait/articles/1603 /31/news026.html#01

#### サンプルプログラム配布ページ

 https://github.com/NaohiroTawara/B3\_semin or2017/tree/master/DNN

• Gitを使えば下記でまとめてダウンロードできます

\$ git clone https://github.com/NaohiroTawara/B3\_seminor

#### 課題(結果の提出は求めません)

1. サンプルプログラムを回して手書き数字認識用ニューラルネットワークを構築してみよう

\$ python train\_mnist.py

作成したニューラルネットワークを可視化してみよう

\$ jupyter notebook analyze\_mnist.ipynb

3. ニューラルネットワークの構造(**層数やユニット数、ミニバッチサイズなど**)を変えて学習したときに結果(**認識精度や計算時間など**)がどのように変わるか見てみよう

#### 手書き文字(MNIST)

- 0~9の手書き文字
- データ数
  - ・学習用:60000サンプル
  - テスト用: 10000サンプル
- データフォーマット
  - 28 × 28 pixel
  - 0-255の整数値からなる グレイスケール

#### 実行時の注意

初回時のみ下記のコマンドにより必要なライブ ラリをインストールする必要があります

\$ pip install chainer matplotlib sklearn numpy pydotplus Image

環境によっては他にもライブラリが必要な可能性があるので、もし下記のエラーが出たら適宜インストールしてください

ImportError: No module named 〈ライブラリ名〉

#### 実行例

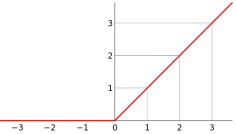
```
pcl-admin-no-MacBook-Pro:DNN tawara$ python train_mnist.py
GPU: -1
# unit: 1000
                                                              初回時のみデータセットの
# Minibatch-size: 100
                                                              ダウンロードを行う
# epoch: 20
Downloading from http://yann.lecun.com/exdb/mnist/train-images-idx3-ubyte.gz...
Downloading from http://yann.lecun.com/exdb/mnist/train-labels-idx1-ubyte.gz...
Downloading from http://yann.lecun.com/exdb/mnist/t10k-images-idx3-ubyte.gz...
                                                                                  経過時間
Downloading from http://yann.lecun.com/exdb/mnist/t10k-labels-idx1-ubvte.az...
                                                                                elapsed_time
           main/loss validation/main/loss main/accuracy validation/main/accuracy
epoch
           0.192408
                      0.102894
                                          0.941433
                                                        0.9682
                                                                                26.2252
    total ##.....
                                                                     各epoch時の学習・
this epogn Γ#######
                                                         16.67%
      700 iter, 1 epoch / 20 epochs
                                                                     評価データの認識精度
   22.329 iters/sec. Estimated time to finish: 0:08:26.073685.
```

各epoch (各データを1回ずつ入力した状態) 時の学習・評価データの損失関数の値

### プログラム 解説

```
input
(756)
(=28*28)
in_out
(100)
n_units n_units
(1024) (1024)
```

```
# Network definition
14
    class MLP(chainer.Chain):
15
16
        def __init__(self, n_units, n_out):
17
18
            super(MLP, self).__init__()
            with self.init_scope():
19
20
                # the size of the inputs to each layer will be inferred
21
                self.l1 = L.Linear(None, n_units) # n_in -> n_units
                self.l2 = L.Linear(None, n units) # n units -> n units
22
23
                self.l3 = L.Linear(None, n out) # n units -> n out
24
25
        def __call (self, x):
            h1 = F.relu(self.l1(x))
26
                                            活性化関数はreluを使用
            h2 = F.relu(self.l2(h1))
27
            return self.l3(h2)
28
29
```



```
# Set up a neural network to train
# Classifier reports softmax cross entropy loss and accurate
# iteration, which will be used by the PrintReport extens
                                                          elow.
                                         input
mlp = MLP(args.unit, 10)
                                                                                                classi-
model = L.Classifier(mlp)
                                         (756)
if args.gpu >= 0:
                                                                                                  <u>fier</u>
                                       (=28*28)
   # Make a specified GPU current
   chainer.cuda.get_device_from_id(args.gpu).use()
   model.to_gpu() # Copy the model to the GPU
                                                                                                        正解ラベル
# Setup an optimizer
                                                                                                         (クラスに
optimizer = chainer.optimizers.Adam()
                                        最適化手法の選択
                                                                                                          対応する
optimizer.setup(model)
                                                                                                         ノードのみ
# Load the MNIST dataset
                                                                                                          1となる)
train, test = chainer.datasets.get_mnist()
train iter = chainer.iterators.SerialIterator(train, args.batchsize)
                                                                         データセットの設定
test_iter = chainer.iterators.SerialIterator(test, args.batchsize,
                                         repeat=False, shuffle=False)
# Set up a trainer
updater = training.StandardUpdater(train_iter, optimizer, device=args.gpu)
trainer = training.Trainer(updater, (args.epoch, 'epoch'), out=args.out)
# Evaluate the model with the test dataset for each epoch
trainer.extend(extensions.Evaluator(test_iter, model, device=args.gpu))
# Dump a computational graph from 'loss' variable at the first iteration
# The "main" refers to the target link of the "main" optimizer.
trainer.extend(extensions.dump_graph('main/loss'))
                                                                                           中略...
# Take a snapshot for each specified epoch
frequency = args.epoch if args.frequency == -1 else max(1, args.frequency)
                                                                             120
                                                                                          # Run the training
trainer.extend(extensions.snapshot(), trigger=(frequency, 'epoch'))
                                                                                          trainer.run()
                                                                             121
# Write a log of evaluation statistics for each epoch
                                                                                      学習の実行
trainer.extend(extensions.LogReport())
```

56

57

58

59

60

61

62

63

64

65

66

67

68

69

70

71

72

73

747576

77

78 79

80 81

82 83

84

85

86

87

90

91

92